

双目标区域化 PSO 热风炉均压滑模控制

冯旭刚, 樊 嵘, 赵宇翔

安徽工业大学 电气与信息工程学院, 安徽 马鞍山 243002

摘要:目的 针对热风炉冷风均压控制中存在的大惯性、大滞后和超调量大等问题,提出一种基于双目标区域化粒子群算法的热风炉冷风均压滑模控制策略。方法 所提策略将冷风流量作为控制量,将冷风压力设为被控量,将滑模控制算法与粒子群优化算法相结合,选取常规滑模算法并对其进行改进,运用指数趋近律降低外部扰动对系统产生的影响,并加入双目标区域化粒子群算法对滑模切换增益系数和指数趋近系数进行寻优,通过粒子平均排名、环境检验参数等指标作为寻优条件,以求取最优滑模控制律对冷风压力进行调控,进而实现均压优化控制效果。结果 仿真结果表明:所设计控制策略在适配条件下于 58.2 s 时达到稳定,超调量为 4.1%,在失配且加入干扰条件下于 72.4 s 时达到稳定,超调量仅为 17.6%,与串级 PID 控制和常规滑模控制相比,策略拥有良好的超调和快速达到稳定的能力。结论 工程应用表明:冷风压力波动偏差仅为 ± 6.48 Kpa,所提控制策略拥有稳定性高、响应快和超调量小的特点,能够较好应用于实际生产中热风炉冷风均压工况要求。

关键词:冷风均压;滑模控制;指数趋近律;双目标区域化粒子群

中图分类号:TF578 **文献标识码:**A **doi:**10.16055/j.issn.1672-058X.2024.0003.011

Dual-objective Regionalized PSO Hot-blast Stove Pressure Equalization Sliding Mode Control

FENG Xugang, FAN Rong, ZHAO Yuxiang

School of Electrical and Information Engineering, Anhui University of Technology, Anhui Maanshan 243002, China

Abstract: Objective Aiming at the problems of large inertia, large hysteresis, and large overshooting in the control of cold air equalization pressure of hot blast furnace, a sliding mode control strategy based on dual-objective regionalized particle swarm algorithm for cold air pressure equalization of hot blast furnace was proposed. **Methods** In the proposed strategy, the cold air flow rate was used as the control quantity, the cold air pressure was set as the controlled quantity, the sliding mode control algorithm was combined with the particle swarm optimization algorithm, and the conventional sliding mode algorithm was selected and improved. The exponential convergence law was used to reduce the influence of external disturbances on the system, and a two-objective regionalized particle swarm algorithm was added to optimize the sliding mode switching gain coefficients and exponential convergence coefficients. By taking the average ranking of particles, environmental test parameters, and other indexes as the optimization conditions, the optimal sliding mode control law was taken to regulate the cold air pressure, so as to realize the optimal control effect of equalizing pressure. **Results** The simulation results showed that the designed control strategy stabilized at 58.2s with 4.1% overshoot under the fit condition, and stabilized at 72.4s with only 17.6% overshoot under the mismatch and disturbance conditions. Compared with serial PID control and conventional sliding mode control, the proposed strategy has good overshooting and fast stabilization. **Conclusion** The engineering application shows that the deviation of cold air pressure fluctuation is only ± 6.48 Kpa. The proposed control strategy has the characteristics of high stability, fast response, and small overshoot,

收稿日期:2023-01-28 修回日期:2023-03-30 文章编号:1672-058X(2024)03-0081-08

基金项目:安徽省自然科学基金(1908085ME134);安徽高校自然科学研究重大项目(KJ2021ZD0042)。

作者简介:冯旭刚(1977—),男,江苏江阴人,教授,博士,从事复杂系统智能建模与优化控制研究。

通讯作者:赵宇翔(1998—),男,安徽马鞍山人,硕士研究生,从事滑模控制研究。Email:837666721@qq.com。

引用格式:冯旭刚,樊嵘,赵宇翔.双目标区域化 PSO 热风炉均压滑模控制[J].重庆工商大学学报(自然科学版),2024,41(3):81—88.

FENG Xugang, FAN Rong, ZHAO Yuxiang. Dual-objective regionalized PSO hot-blast stove pressure equalization sliding mode control[J]. Journal of Chongqing Technology and Business University (Natural Science Edition), 2024, 41(3): 81—88.

which can be well applied in the actual production and meet the requirements of cold air pressure equalization of hot blast furnaces.

Keywords: cold air pressure equalization; sliding mode control; exponential convergence law; dual-objective regionalized particle swarm

1 引言

冷风压力作为热风炉反应参数,能够直观反映热风炉的加热能力,是衡量热风效率的重要指标^[1]。为保证工业生产正常进行,需对冷风压力进行控制^[2-3]。由于热风炉冷风均压控制中存在的大惯性、大滞后和超调量大等问题,冷风压力系统难以控制,因此,实现合理控制热风炉冷风压力,有效保持冷风系统均压,对于生产安全稳定运行和企业经济效益提升具有重要意义。

工程上针对热风炉冷风压力通常采用传统 PID 加以控制,难以达到理想预期。文献[4]提出一种基于 T-S 模型的在线辨识压力系统模型方法,实现了燃烧系统模型的在线自适应辨识,能够适应大工况下锅炉特性的时变性,但其参数是线性函数,无法直接从操作数据中得到,存在一定的局限性;文献[5]采用传统滑模压力控制策略,引入广义预测控制对滑模控制增益进行预估,通过反馈校正和滚动优化的方式降低系统抖振,进而推导出压力最优控制率,该方法跟随性良好,抗干扰能力强,但对于执行器动作精度要求较高,在实际生产过程中难以实现;文献[6]提出一种基于输出延时观测器的压力滑模控制策略,该方法实现了实时监测压力功能,验证了观测器的收敛性,但该方法并未考虑来自系统的干扰因素影响,难以实现稳定控制;文献[7]在双交叉限幅燃烧控制系统基础上,提出一种模糊 PSO 算法和压力控制系统模型,该方法降低了压力超调量,有效提升了系统的稳定性和快速性,但将其用于非线性系统控制会造成控制精度降低,无法满足工程需要;文献[8]提出一种锅炉压力动态面控制方法,引入压力信号构造状态观测器进行估计,克服了反演方法中的微分爆炸现象,通过调节参数有效控制了跟踪误差,但该方法无法确保压力控制的实时性,造成系统控制效果不佳。上述控制策略所取得的控制效果相较于传统 PID 控制来说均有提升,但在实际应用过程中由于参数的不确定性以及外部的干扰问题,只能在提升控制稳定性或抗干扰性等某一方面表现良好,有一定的局限性。

针对以上问题,提出了一种基于双目标区域化粒子群算法的热风炉冷风均压滑模控制策略,将双目标区域化粒子群算法和滑模指数趋近律相结合,在消除未知误差的同时调节趋近速度,降低冷风均压系统调节超调量和滑模控制器抖振,显著提升系统目标跟踪

性能及抗干扰性。

2 冷风均压控制系统构建

2.1 冷风均压动态模型建立

冷风均压作为热风炉控制的主要参数之一,对于蓄热室格子砖热量分布及产热效率具有重要影响^[9]。控制冷风均压的意义在于保证热风炉稳定运行生产,冷风均压较高时,炉内负荷增加,为维持稳定应减少反应燃料量;冷风均压较低时,炉内负荷降低,为维持稳定应增加反应燃料量。通过对反应燃料量的输入调节,实现冷风均压控制,保证热风炉高效稳定运营^[10-13]。

热风炉冷风压力系统动态模型可以表示为^[14]

$$\begin{cases} \dot{\bar{x}} = f(\bar{X}, t) + h(\bar{X}, t)u + d(t) \\ y = x \end{cases} \quad (1)$$

式(1)中, $\bar{X} = [x, \dot{x}, \dots, x^{(n-1)}]$ 为压力系统状态矢量; $f(\bar{X}, t)$ 为系统未知非线性函数; $h(\bar{X}, t)$ 为系统未知控制增益,连续且 $h(\bar{X}, t) > 0$; u 为系统输入; $d(t)$ 为压力系统存在的未知干扰。

2.2 冷风均压控制系统设计

为了达到更好的控制效果,通过分析滑模控制理论,对热风炉冷风均压加以控制。引入指数趋近律,抵消外部扰动对系统产生的影响,提高指数收敛速度,使控制系统更快达到稳定^[15]。同时,为提高控制系统的稳定性,本文将滑模指数趋近律与粒子群优化相结合,利用双目标区域化粒子群算法对滑模切换增益系数和指数趋近系数进行寻优,求取最优稳定系数。本文设计的基于双目标区域化粒子群算法的热风炉滑模控制方案如图 1 所示。

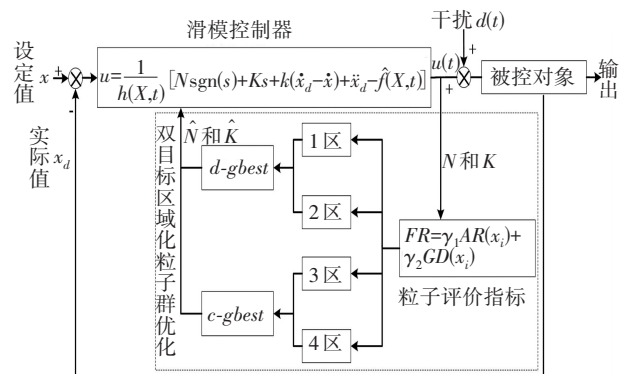


图 1 冷风均压区域化 PSO 滑模控制框图

Fig. 1 PSO sliding mode control block diagram of cold air pressure equalization regionalization

图1中: x 为冷风管实际压力, x_d 为冷风均压设定值, $u(t)$ 为输出控制率,优化前滑模切换增益和指数趋近系数分别为 N 和 K ,优化后滑模滑模切换增益和指数趋近系数分别为 $\hat{N}$ 和 $\hat{K}$ 。

3 双目标区域化粒子群优化滑模控制策略

3.1 滑模控制策略

冷风均压优化控制的目的在于当未知干扰存在时,系统输出 θ 仍然能够跟随期望值 $x_d = [x_d, \dot{x}_d, \dots, x_d^{(n-1)}]$ 的变化。

定义误差函数:

$$e = x_d - x = [e, \dot{e}, \dots, e^{(n-1)}] \quad (2)$$

式(2)中, x_d 为冷风管期望压力值, x 为冷风管实际压力。

定义切换函数:

$$s(e) = ke + \dot{e} \quad (3)$$

式(3)中,跟踪误差 $e = [e_1, e_2, \dots, e_n] = [x_d - x, \dot{x}_d - \dot{x}, \dots, x_d^{(n-1)} - x^{(n-1)}]$,滑模系数 $k = [k_1, k_2, \dots, k_n]$ 且满足多项式^[16] Hurwitz。

将系统未知干扰等不确定项整合,得到关于系统干扰不确定度函数^[17]:

$$\hat{f}(X, t) = f(X, t) + d(t) \quad (4)$$

式(4)中, $f(X, t)$ 为系统未知非线性函数, $d(t)$ 为未知干扰。

为使冷风管实际压力 x 跟随冷风均压设定值 x_d 变化,根据式(1)一式(5)的推导,设计控制律为

$$u_1 = \frac{1}{h(X, t)} [k(\dot{x}_d - \dot{x}) + \ddot{x}_d - \hat{f}(X, t)] \quad (5)$$

由式(4)、式(5)可以看出:由于未知干扰 $d(t)$ 的存在,且会随时间发生变化,为了对不确定度进行补偿,同时加快趋近滑模面的速度,使系统在有限时间内趋近滑模面,本文通过引入指数趋近律进行调整,并在此基础上加入了干扰补偿。给定指数趋近律为

$$u_n = \frac{1}{h(X, t)} [-\eta \operatorname{sgn}(s) - A \operatorname{sgn}(s) - Ks] \quad (6)$$

式(6)中, $A \operatorname{sgn}(s)$ 为干扰补偿项, $\eta \operatorname{sgn}(s)$ 和 Ks 为指数趋近项, η 为整合前指数趋近系数, $A > 0, \eta > 0, K > 0$ 。

结合式(5)和式(6),可以得到式(7)冷风均压控制律:

$$u = \frac{1}{h(X, t)} [N \operatorname{sgn}(s) + Ks + k(\dot{x}_d - \dot{x}) + \ddot{x}_d - \hat{f}(X, t)] \quad (7)$$

同时可以得到滑模指数趋近系数 η 与系数 N 的关系式:

$$N = \eta + A \quad (8)$$

式(8)中, N 为整合后的指数趋近系数。

3.2 双目标区域化粒子群优化

3.2.1 双目标优化问题

为进一步降低抖振,同时缩短稳定时间,本文采用双目标区域化 PSO 对式(7)中的滑模切换增益系数 N 和指数趋近系数 K 进行寻优。

多目标粒子群(Multi-objective Optimization)旨在同时解决多个目标函数的最值寻优问题,以一系列目标函数代替唯一最优解,其解集称为非支配解集^[18]。本文采用双目标区域化 PSO 优化,即有两个待优化目标, M 个决策变量,其优化数学模型可表示为

$$\min F(x) = [f_1(x), f_2(x)] \quad (9)$$

式(9)中,目标优化决策变量为 $x = (x_1, x_2, \dots, x_M)$,且 $x \in \Delta^M, \Delta^M$ 为可行决策空间,决策空间到目标空间的映射 $F: \Delta^M \rightarrow R^m$,其中, m 为目标空间的维数。

由式(6)一式(8)可以看出:热风炉冷风均压控制律与滑模切换增益系数和指数趋近系数有关,随着时间和迭代次数的变化,为了削弱抖振优化控制, η 和 k 也要跟进调整。

针对 Pareto 最优解问题定义如下^[19]:

Pareto 支配:对于任意 $x_a = (x_{a1}, x_{a2}, \dots, x_{an})$ 和 $x_b = (x_{b1}, x_{b2}, \dots, x_{bn})$ 均隶属于 Δ^M ,即优化问题的两个可行解,当 $\forall j \in [1, m], f_j(x_a) \leq f_j(x_b)$ 时,称 x_a 支配 x_b ,记作 $x_a < x_b$ 。

Pareto 最优解集对于任意 $x^\circ \in \Delta^M$,当且仅当式(10)成立时,称 x° 为 Pareto 最优解,所有 x° 构成的集合称为 Pareto 最优解集,记作 X° 。

$$\exists x \in \Delta^M, x^\circ > x \quad (10)$$

Pareto 前沿:最优解集经目标函数映射构成了 Pareto 前沿,其定义如式(11)所示:

$$PF = \{F(x) = [f_1(x), f_2(x)] \mid x \in X^\circ\} \quad (11)$$

引入 $\varphi(x_{ni}, x_r)$ 作为 x_{ni} 对 x_r 的支配程度:

$$\varphi(x_{ni}, x_r) = \begin{cases} \frac{1}{E} \sum_{q=1}^E \frac{|Y_q(x_{ni}) - Y_q(x_r)|}{(Y_{q,\max} - Y_{q,\min})}, & x_{ni} < x_r \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (12)$$

式(12)中, x_{ni} 作为算法寻优得到的非劣解支配 x_r ,记作 $x_{ni} < x_r$; E 为优化目标个数; $Y_{q,\max}$ 和 $Y_{q,\min}$ 分别表示存储空间中非支配解在第 q 个目标上的最大值和最小值。

结合自适应参数调整及存储空间维护的策略,进一步提升算法性能,计算对存储空间中解的支配程度,得到粒子的收敛性贡献^[20]:

$$C_v(x_{ni}, rep) = \max \varphi(x_{ni}, x_r) \quad (13)$$

式(13)中, x_{ni} 为算法寻优所得到的第 i 个非劣解; x_r 为存储空间中存储的非支配解,且 $x_r \in rep$; rep 为算法存储空间。

3.2.2 最优粒子选取

寻优至 t 时刻搜索到 p 个非支配解,则定义寻优环境检验参数:

$$A_p = \max C_V(x_{ni}, rep) \quad (14)$$

式(14)中, i 为非劣解个数, $i=1, 2, \dots, p$ 。

为保证寻优质量,引入粒子平均排名 A_R 和粒子期望误差指标 G_D 作为寻优评价指标:

$$\begin{cases} A_R(x_i) = \sum_{m=1}^E r_m(x_i) \\ G_D(x_i) = \sum_{m=1}^E |K_m| \left| \frac{1}{N_m} [f_m(x_i) - f_m(x_j)] \right| \end{cases} \quad (15)$$

式(15)中, $r_m(x_i)$ 为粒子 i 在第 m 个目标变量上的排名, $f_m(x_i)$ 为粒子 i 在第 m 个目标变量上的适应度, E 为目标个数; $G_D(x_i)$ 函数同样可以表示粒子 i 在第 m 个目标相对于其他粒子的劣势,其值越大,劣势越大。

综合两个指标,引入综合指标 F_R 作为粒子群 c - $gbest$ 选取标准:

$$F_R = \gamma_1 A_R(x_i) + \gamma_2 G_D(x_i) \quad (16)$$

式(16)中, γ_1 和 γ_2 为区间 $[0, 1]$ 间的常数,选取 F_R 指标最小的粒子作为粒子群 $gbest$, γ_1 和 γ_2 分别为平均排名 A_R 和粒子期望误差指标 G_D 的比例系数。

寻优过程中难免存在个别极端个体,为了在消除这一影响的同时,保证非支配解集的多样性,引导粒子向非支配解区域飞行寻找最优个体^[21],本文选取当前粒子与 W 个粒子的间距拥挤距离 L_D 作为粒子群 d - $gbest$ 选取标准:

$$L_D(x_i) = \frac{1}{W} \text{rank} \left(\sum_{m=1}^W \sqrt{[f_m(x_i) - f_m(x_j)]^2} \right) \quad (17)$$

式(17)中,选取 L_D 指标最小的粒子作为粒子群 d - $gbest$ 。

为对优化算法多样性和收敛性进行评估,引入反世代距离评价指标(Inverted Generational Distance,其值为 V_{IGD}),作为种群适应度评价指标^[22-23],通过计算实际 P_F 中每个解到算法非支配解 pareto 前沿的距离进行评估,其计算方法为

$$V_{IGD}(P_F, P_F^\circ) = \frac{\sum_{i=1}^z \sum_{v \in P_F} d(v, P_F^\circ)}{|P_F|} \quad (18)$$

式(18)中, P_F 为多目标算法得到的 pareto 前沿, P_F° 为算法得到的最优解集, $|P_F|$ 为分布在真实 pareto 面上点的个数, $d(v, P_F^\circ)$ 为个体点 v 到解集种群 P_F° 的最小欧氏距离。

为增强粒子搜索能力,同时避免出现未出现最优解而停止搜寻的情况,利用软件编程进行区域化,在开发搜索的同时保证粒子多样性和收敛性。根据种群指

标将种群粒子划分为 4 个区域:

$$\text{region}(x_i) = \begin{cases} 1 \text{ 区} & F_R < b, \text{rand} \geq A_p \\ 2 \text{ 区} & \begin{cases} b \leq F_R < c, \text{rand} \geq A_p \\ F_R < b, \text{rand} < A_p \end{cases} \\ 3 \text{ 区} & \begin{cases} b \leq F_R < c, \text{rand} < A_p \\ c \leq F_R < d, \text{rand} \geq A_p \end{cases} \\ 4 \text{ 区} & \begin{cases} c \leq F_R < d, \text{rand} < A_p \\ d \leq F_R \end{cases} \end{cases} \quad (19)$$

式(19)中, b, c 和 d 均为常数。

根据粒子群不同的贡献能力将其区域化,划分为四大区域,其结构图如图 2 所示。

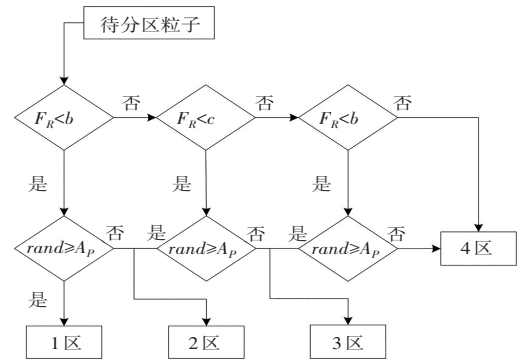


图 2 粒子区域化结构示意图

Fig. 2 Diagram of particle regionalization structure

针对不同区域内粒子的特点,综合 F_R 和 A_p 指标对粒子收敛及环境进行估计,根据不同分区选取大概率最优 $gbest$ 指导粒子,评估分区如式(20)所示:

$$gbest = \begin{cases} 1 \text{ 区} & d\text{-}gbest \\ 2 \text{ 区} & c\text{-}gbest \\ 3 \text{ 区} & d\text{-}gbest \\ 4 \text{ 区} & c\text{-}gbest \end{cases} \quad (20)$$

对于 1 区粒子,由于其 F_R 和 A_p 指标均为最优,同时拥有较好的收敛性,为保证非支配解搜索的多样性,选取 d - $gbest$ 作为最优粒子 $gbest$ 指导飞行。

对于 2 区粒子,由于其 F_R 指标和环境指标 A_p 均较高,为保证粒子的收敛性,选取 c - $gbest$ 作为最优粒子 $gbest$ 指导飞行。

对于 3 区粒子,由于其环境指标 A_p 较高但 F_R 指标较低,为了增加算法的多样性,保证粒子继续进行搜索寻解,选取 d - $gbest$ 作为最优粒子 $gbest$ 指导飞行。

对于 4 区粒子,由于其 F_R 和 A_p 指标均较差,对于寻优搜索影响不大,因此为保证粒子的搜索和开发能力,选取 c - $gbest$ 作为最优粒子 $gbest$ 指导飞行。

算法实现流程如下:

Step 1 给定粒子群规模 W ,初始化种群各粒子。

Step 2 根据区域选取最优粒子,得到当前粒子位置 y_i^z ,以及当前粒子极值 y_i^z ,计算得到当前控制率 $u(k)$ 。

Step 3 将 Step 2 得到的 $u(\hat{k})$ 代入:若 $u_{\min} < u(\hat{k}) < u_{\max}$, 则输出 $u(\hat{k})$ 作为当前最优控制律;若不满足则带回粒子群继续优化。

Step 4 若满足上述条件,则对于当前粒子位置 x_i^c , 选择其作为最优位置 p_i^c 和全部粒子最优位置 p_1^b ;当前粒子极值 y_i^c , 选择其作为全局最优极值 y_1^b ;当前 $u(\hat{k})$ 取代 u 成为最优控制率。

Step 5 重复区域化选取最优粒子 Step 2—Step 4, 当满足以下之一时停止寻优并输出:

- (1) 满足约束条件且迭代次数达到最大值;
- (2) 满足约束条件且稳定迭代 T 次;此时,热风炉冷风均压控制率变更为

$$u(\hat{k}) = \frac{1}{h(\mathbf{X}, t)} \left[\hat{N} \text{sgn}(s) + \hat{K}s + k(\dot{x}_d - \dot{x}) + \ddot{x}_d - \dot{f}(\mathbf{X}, t) \right] \quad (21)$$

式(21)中, $\hat{N} = \hat{\eta} + A$, 且 $\hat{\eta}$ 为更新后的切换增益系数。

对控制系统稳定性进行 Lyapunov 分析, 结合以上各式推导, 则得到式(22):

$$\begin{aligned} \dot{s} &= k\dot{e} + \ddot{e} = \\ &= - \sum_{j=1}^n k_j e^{(j)} + \ddot{x}_d - \dot{f}(\mathbf{X}, t) - h(\mathbf{X}, t)u = \\ &= - \sum_{j=1}^n k_j e^{(j)} + \ddot{x}_d - \dot{f}(\mathbf{X}, t) - \\ &= [k(\dot{x}_d - \dot{x}) + \ddot{x}_d - \dot{f}(\mathbf{X}, t) + Ks + N \text{sgn } s] = \\ &= - \sum_{j=1}^n k_j e^{(j)} - k\dot{e} - Ks - N \text{sgn } s \end{aligned} \quad (22)$$

Lyapunov 函数定义如式(23)所示:

$$V = \frac{1}{2} s^2 \quad (23)$$

结合式(21)—式(23)则可以得到:

$$\begin{aligned} \dot{V} &= s\dot{s} = s \left[- \sum_{j=1}^n k_j e^{(j)} - k\dot{e} - \hat{K}s - \hat{N} \text{sgn } s \right] = \\ &= - s \sum_{j=1}^n k_j e^{(j)} - k\dot{e}s - \hat{K}s^2 - s\hat{N} \text{sgn } s \end{aligned} \quad (24)$$

由式(24)可知: $\sum_{j=1}^n k_j e^{(j)}$ 、 $k\dot{e}$ 、 $\hat{K}$ 和 $\hat{N}$ 均为正, 当 $s > 0$ 时, $\dot{V} \leq 0$; 当 $\dot{V} = 0$ 时, $s = 0$ 。根据指数趋近律收敛性分析可知: 当 $t \rightarrow \infty$ 时, s 指数收敛至零, $-\hat{K}s$ 的存在也能够保证当 s 较大时系统状态以较大速率趋近于滑动模态, 进而更快地达到滑模面并达到稳定状态。

4 仿真实验

4.1 冷风压力系统参数

为了实现高效准确评估, 需要取确定式(16)中平均排名 A_R 和粒子期望误差指标 G_D 的比例, 即对综合指标 F_R 组成系数 γ_1 和 γ_2 进行选取。不同的比例将影

响寻优的有效性。当平均排名 A_R 主导综合指标 F_R 时, 易形成仅依靠 A_R 的极端粒子, 期望误差指标 G_D 被完全忽略, 寻优得到粒子往往集中在 pareto 前沿, 边界粒子寻优的有效性和收敛性无法得到保障, 反之则会导致 pareto 前沿粒子被作为不佳选项排除。故本节仅选取 $\begin{cases} 0.3 \leq \gamma_1 \leq 0.7 \\ 0.3 \leq \gamma_2 \leq 0.7 \end{cases}$ 条件下 eg1—eg5 对应的 IGD 指标结果进行比较, 各组参数如表 1 所示, 给定粒子数 $W = 200$, 仿真结果如图 3 所示。

表 1 粒子评价指标各组参数
Table 1 Parameters of each group of particle evaluation indicators

参 数	V_{IGD}				
	eg1	eg2	eg3	eg4	eg5
γ_1	0.4	0.5	0.3	0.2	0.1
γ_2	0.6	0.5	0.7	0.8	0.9

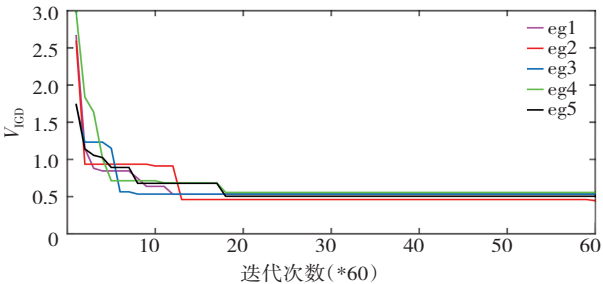


图 3 综合指标 F_R 组成系数仿真示意图
Fig. 3 Simulation diagram of integrated index F_R composition coefficient

仿真图如图 3 所示, 可以看出: eg1 在迭代 12 次后达到稳定, 其 V_{IGD} 为 0.52; eg2 在迭代 13 次后达到稳定, 其 V_{IGD} 为 0.46; eg3 在迭代 7 次后达到稳定, 其 V_{IGD} 为 0.52; eg4 在迭代 18 次后达到稳定, 其 V_{IGD} 为 0.54; eg5 在迭代 18 次后达到稳定, 其 V_{IGD} 为 0.50。故选取 $eg2: \gamma_1 = 0.5, \gamma_2 = 0.5$ 作为综合指标 F_R 的组成系数。

由式(19)、式(20)可以看出: b 、 c 和 d 的取值将直接影响粒子分区和算法的有效性, W 为种群粒子个数, 为选取最优区域化界限, 给定粒子数 $W = 200$ 。本文通过多次仿真对比, 选取了其中 6 组迭代仿真结果较好的 eg6—eg11 对应的 V_{IGD} 结果进行比较, 各参数如表 2 所示, 仿真结果如图 4 所示。

表 2 粒子区域化各组参数
Table 2 Particle localization sets of parameters

参 数	V_{IGD}					
	eg6	eg7	eg8	eg9	eg10	eg11
b	0.1W	0.1W	0.2W	0.2W	0.3W	0.3W
c	0.3W	0.3W	0.4W	0.4W	0.5W	0.5W
d	0.7W	0.8W	0.8W	0.9W	0.8W	0.9W

注: W 代表粒子个数, $W = 200$ 。

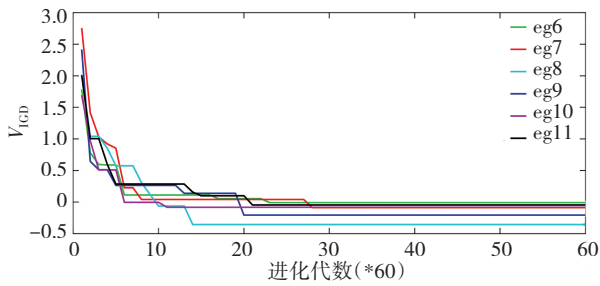


图 4 区域化 PSO 参数仿真示意图

Fig. 4 Simulation schematic of regionalized PSO parameters

如图 4 所示,经过对比,可以看出 eg9 能够较快地达到稳定并得到最小适应度,故选取 eg8: $b_4 = 0.2W$, $c_4 = 0.4W$, $d_4 = 0.8W$ 作为粒子群区域化参数。

4.2 冷风压力系统建模

为有效验证冷风均压控制效果,本文参考某钢厂热风炉正常工况下 1 600 组冷风管压力数值,对数据进行平滑处理,采用遗忘因子最小二乘法辨识参数并建立冷风压力数学模型:

$$G(s) = \frac{0.577}{14.28s^2 + 9.14s + 1} e^{-50s} \quad (26)$$

为了验证区域化 PSO 优化滑模控制在工况变化条件下的跟随效果,结合图 3 及图 4 对比,给定 $\gamma_1 = 0.5$, $\gamma_2 = 0.5$,设置周期为 400,幅值为 40 的方波信号,其仿真效果如图 5 所示。

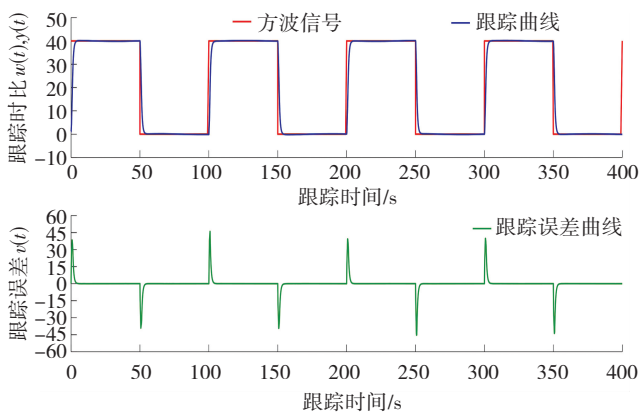


图 5 方波跟踪效果图

Fig. 5 Square wave tracking effect

观察图 5 可知:系统输出波形 $w(t)$ 能够有效跟踪方波信号 $y(t)$,通过两者差值可计算出误差 $u(t) = y(t) - w(t)$;每次给予信号后,系统能够在 5.25 s 后实现跟踪并保持误差趋近零,拥有良好的控制效果。

4.3 压力控制系统仿真

为进一步检验控制效果,将本文的双目标区域化 PSO 优化滑模控制方法与常规串级 PID 控制、常规滑模控制进行比较,利用 Matlab 软件分别对 3 种控制方法进行仿真,采用式(26)中的冷风压力模型,参考文献[24]中冷风压力数据,设置冷风管压力为 250.0 Kpa,在 $t = 200$ s 时引入幅值为 40% 的阶跃干扰,观察抗干扰效

果和输出情况,图 6 和图 7 分别为适配和失配状态下的控制效果对比。

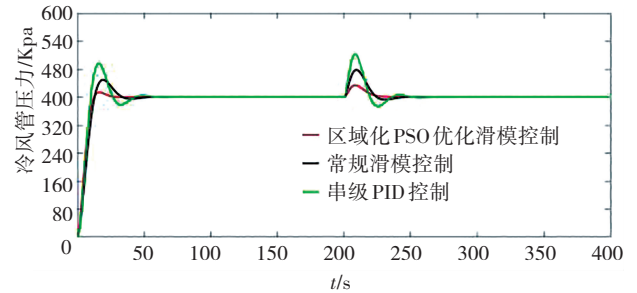


图 6 适配状态下控制效果对比图

Fig. 6 Comparison of the control effect in the adapted state

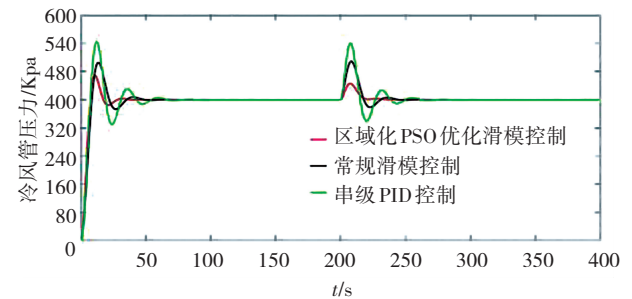


图 7 失配状态下控制效果对比图

Fig. 7 Comparison chart of control effect in mismatched state

由图 6 可知:常规滑模控制的稳定时间为 79.5 s,超调量为 12.7%;串级 PID 控制的稳定时间为 89.4 s,超调量为 23.4%;双目标区域化 PSO 优化滑模控制的稳定时间为 58.2 s,超调量为 4.1%。200 s 时加入干扰后 3 种控制方法的稳定时间分别为 66.4 s、86.3 s 和 46.9 s,超调量分别为 11.9%、30.5% 和 8.4%。由此对比可知,双目标区域化 PSO 优化滑模相比串级 PID 和常规滑模拥有更好的稳定性。

采集某钢厂 2 200 m³ 高炉配套的 4 座热风炉推出模型失配时系统的传递函数为

$$G(s) = \frac{0.922}{11.01s^2 + 9.12s + 1} e^{-36s} \quad (27)$$

由图 7 可知:常规滑模控制的稳定时间为 89.5 s,超调量为 26.5%;串级 PID 控制的稳定时间为 107.8 s,超调量为 41.5%;双目标区域化 PSO 优化滑模控制的稳定时间为 72.4 s,超调量为 17.6%。200 s 时加入干扰后 3 种控制方法的稳定时间分别为由此对比可知,双目标区域化 PSO 优化滑模相比串级 PID 和常规滑模拥有更好的鲁棒性,控制效果也更佳。

4.4 工程应用

为验证所提出的双目标区域化 PSO 优化滑模控制策略的有效性,采集某钢厂 2 200 m³ 高炉配套的 4 座热风炉正常工况下 1 600 组数据,控制系统为浙大中控系统。在保持原有控制系统不变的基础上,将 PLC 作为 CPU,增加一台工控机作为优化操作系统,人机界面

和模型通过 OPC 协议读写 PLC 中热风炉压力控制系统中的数据,运用本文提出的区域化 PSO 优化滑模系统进行优化控制,并采集控制系统实时参数。

分别采集原控制系统和区域化 PSO 优化滑模控制系统下冷风压力数据,采集时间均为 300 min,实时曲线如图 8 所示。

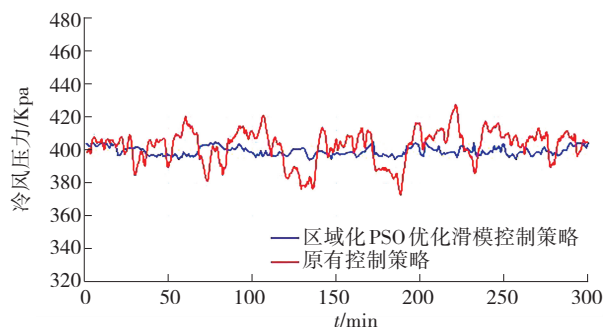


图 8 冷风均压控制应用效果对比图

Fig. 8 Comparison chart of application effect of cold air pressure equalization control

由图 8 可知:原控制系统下冷风压力最大值为 428.72 Kpa,最小值为 373.27 Kpa,上下波动幅度在 7.18%,冷风压力偏差在 ± 28.72 Kpa 内;区域化 PSO 优化滑模控制系统下冷风压力最大值为 406.48 Kpa,最小值为 394.06 Kpa,上下波动幅度在 1.62%,压力偏差在 ± 6.48 Kpa。与原控制系统相比,所设计区域化 PSO 优化滑模控制系统具有更好的稳定性,冷风压力波动也更小,拥有良好的控制效果,可以满足工程实际需要。

5 结 论

为改善热风炉冷风均压控制中存在的大惯性、大滞后和超调量大等现状,同时解决未知干扰影响控制效果的问题,考虑到常规滑模控制优化效果不足,本文设计了一种双目标区域化 PSO 优化热风炉冷风均压滑模控制策略。通过将滑模控制算法与粒子群优化算法相结合,运用指数趋近律抵消外部扰动对系统产生的影响,并加入双目标区域化 PSO 算法对滑模切换增益系数和指数趋近系数进行寻优,求取最优控制律,进而实现优化控制。与串级 PID 和常规滑模控制相比,双目标区域化 PSO 优化滑模控制策略有效降低了系统抖振,在提高控制系统鲁棒性的同时,减少了响应时间。将该策略应用于某钢厂 2 200 m³ 高炉配套的 4 座热风炉,数据结果表明:该策略对于热风炉冷风均压系统具有良好的控制效果,压力波动为 1.62%,能够实现均压控制,再次验证了所提策略的有效性。

参考文献(References):

[1] 窦克勤,叶昊,张海峰,等. 基于主元分析的高炉异常炉况检测[J]. 上海交通大学学报, 2015, 49(12): 1862—1867, 1875.

DOU Ke-qin, YE Hao, ZHANG Hai-feng, et al. Fault detection for ironmaking process of blast furnace based on PCA[J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2015, 49(12): 1862—1867, 1875.

[2] 胡日君,程素森. 考贝式热风炉蓄热室底部空腔冷风分布的数值模拟[J]. 过程工程学报, 2005(5): 490—494.

HU Ri-jun, CHENG Su-sen. Numerical simulation of cooling air distribution of bottom cavity of the regenerator in a cowper stove[J]. The Chinese Journal of Process Engineering, 2005 (5): 490—494.

[3] LI H, QIAN H, JIANG L, et al. The pressure cold wind system on the impact of industrial boiler economy and security[C]//IOP Conference Series: Earth and Environmental Science. IOP Publishing, 2017.

[4] 章家岩,王胜,冯旭刚,等. 燃气发电锅炉主汽压滑模预测优化控制策略[J]. 西安交通大学学报, 2021, 55(1): 60—67.

ZHANG Jia-yan, WANG Sheng, FENG Xu-gang, et al. Sliding mode predictive optimization control strategy of main steam pressure in gas-fired power boiler[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2021, 55(1): 60—67.

[5] 曾帅,史智俊,王鹏,等. 舰用蒸汽动力系统主汽压力控制方法仿真[J]. 化工学报, 2016, 67(S1): 334—340.

ZENG Shuai, SHI Zhi-jun, WANG Peng, et al. Dynamic simulation of control for main steam pressure of marine steam power system[J]. CIESC Journal, 2016, 67(S1): 334—340.

[6] 崔志强,刘吉臻. 燃料-汽压系统锅炉蒸汽压力动态面控制[J]. 中国电机工程学报, 2012, 32(26): 103—108, 154.

CUI Zhi-qiang, LIU Ji-zhen. Dynamic surface control for boiler steam pressure of fuel-steam pressure system [J]. Proceedings of the CSEE, 2012, 32(26): 103—108, 154.

[7] 郝万君,柴庆宣,胡林献,等. 基于 T-S 模型的锅炉蒸汽压力系统在线辨识[J]. 热能动力工程, 2006(2): 197—200, 219.

HAO Wan-jun, CHAI Qing-xuan, HU Lin-xian, et al. Online identification of a boiler steam pressure system based on a T-S model[J]. Journal of Engineering for Thermal Energy and Power, 2006(2): 197—200, 219.

[8] 崔志强,刘吉臻,刘金琨. 基于输出延时观测器的燃料-汽压系统锅炉蒸汽压力滑模控制[J]. 中国电机工程学报, 2011, 31(S1): 200—204.

CUI Zhi-qiang, LIU Ji-zhen, LIU Jin-kun. Sliding mode control for the boiler steam pressure of fuel-steam pressure system based on delayed output observer[J]. Proceedings of the CSEE, 2011, 31(S1): 200—204.

[9] 赵民革,胡日君,程树森,等. 鼓风管对热风炉鼓风室气流分布的影响[J]. 钢铁, 2005(12): 17—20, 58.

ZHAO Min-ge, HU Ri-jun, CHENG Shu-sen, et al. Influence of blast piping on cold air flow distribution in blast chamber in internal combustion hot stove[J]. Iron and Steel, 2005(12): 17—20, 58.

[10] 张培昆,王立. 高炉休风时供氧管网压力对氧气调度的影

- 响[J]. 工程科学学报, 2017, 39(2): 283—293.
- ZHANG Pei-kun, WANG Li. Effects of oxygen pipe-network pressure on the oxygen scheduling during blast furnace blow-down[J]. Chinese Journal of Engineering, 2017, 39(2): 283—293.
- [11] 汤楚贵, 陈万祥. $2 \times 750 \text{ m}^3$ 高炉冷风保安系统[J]. 冶金动力, 2002(2): 31—32, 35.
- TANG Chu-gui, CHEN Wan-xiang. Protective system of cold air of $2 \times 750 \text{ m}^3$ blast furnace[J]. Metallurgical Power, 2017, 39(2): 283—293.
- [12] 李洋龙, 程树森, 陈川. 高炉风口风量分配数学模型[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2016, 37(3): 357—362.
- LI Yang-long, CHENG Shu-sen, CHEN Chuan. Mathematical model of adjusting blast volume of blast furnace tuyeres[J]. Journal of Northeastern University (Natural Science Edition), 2016, 37(3): 357—362.
- [13] 郁肖兵, 宋文刚, 倪文杰, 等. 高炉富氧鼓风对高炉热状态的影响及对策[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2018, 39(10): 1413—1417, 1422.
- YU Xiao-bing, SONG Wen-gang, NI Wen-jie, et al. Influence of oxygen-enriched operation on thermal state of blast furnace and corresponding countermeasures [J]. Journal of Northeastern University (Natural Science Edition), 2018, 39(10): 1413—1417, 1422.
- [14] 滕宇. 高炉热风炉混杂系统建模与协调优化控制[D]. 杭州: 浙江大学, 2014.
- TENG Yu. Hybrid system modeling and coordinated optimization control of the blast-furnace hot blast stove[D]. Hangzhou: Zhejiang University, 2014.
- [15] 岳才成, 钱林方, 徐亚栋, 等. 基于指数趋近律链传动弹仓自适应模糊滑模控制[J]. 上海交通大学学报, 2018, 52(6): 750—756.
- YUE Cai-cheng, QIAN Lin-fang, XU Ya-dong, et al. Adaptive fuzzy sliding mode control for a chain driving shell magazine based on an exponential reaching law[J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2018, 52(6): 750—756.
- [16] 章家岩, 张子蒙, 冯旭刚. 转炉炉口微差压的模糊滑模控制系统设计[J]. 西安交通大学学报, 2020, 54(5): 142—148, 157.
- ZHANG Jia-yan, ZHANG Zi-meng, FENG Xu-gang. Design of fuzzy sliding mode control system for converter furnace differential pressure[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2020, 54(5): 142—148, 157.
- [17] 冯旭刚, 鲍立昌, 章家岩, 等. 热风炉拱顶温度模糊自适应滑模控制策略[J]. 西安交通大学学报, 2021, 55(6): 150—157.
- FENG Xu-gang, BAO Li-chang, ZHANG Jia-yan, et al. Fuzzy adaptive sliding mode control strategy for vault temperature of hot blast stove[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2021, 55(6): 150—157.
- [18] 邓新国, 王磊, 陈家瑞, 等. 结合核岭回归与多目标粒子群优化算法的激光焊接工艺参数预测[J]. 计算机集成制造系统, 2021, 27(11): 3131—3137.
- DENG Xin-guo, WANG Lei, CHEN Jia-rui, et al. Prediction of laser welding process parameters by kernel ridge regression and MOPSO[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2021, 27(11): 3131—3137.
- [19] 刘林辉, 朱永国, 查青杉, 等. 基于双种群混沌搜索粒子群算法的机器人喷涂轨迹协同优化[J]. 计算机集成制造系统, 2021, 27(11): 3148—3158.
- LIU Lin-hui, ZHU Yong-guo, ZHA Qing-shan, et al. Collaborative optimization of robotic spraying trajectory based on dual-population chaotic search particle swarm optimization algorithm[J]. Computer Integrated Manufacturing Systems, 2021, 27(11): 3148—3158.
- [20] KNOWLES J D, CORNE D W. Approximating the nondominated front using the Pareto archived evolution strategy [J]. Evolutionary Computation, 2000, 8(2): 149—172.
- [21] TIAN Y, ZHANG X, CHENG R, et al. A multi-objective evolutionary algorithm based on an enhanced inverted generational distance metric [C]//2016 IEEE congress on evolutionary computation(CEC). IEEE, 2016: 5222—5229.
- [22] 马永杰, 陈敏. 基于卡尔曼滤波预测策略的动态多目标优化算法[J]. 吉林大学学报(工学版), 2022, 52(6): 1442—1458.
- MA Yong-jie, CHEN Min. Dynamic multi-objective optimization algorithm based on Kalman filter prediction strategy [J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2022, 52(6): 1442—1458.
- [23] 张伟, 黄卫民. 基于种群分区的多策略自适应多目标粒子群算法[J]. 自动化学报, 2022, 48(10): 2585—2599.
- ZHANG Wei, HUANG Wei-Min. Multi-strategy adaptive multi-objective particle swarm optimization algorithm based on swarm partition[J]. Acta Automatica Sinica, 2022, 48(10): 2585—2599.
- [24] 刘红军, 魏宇祥. 基于人工鱼群和粒子群优化混合算法的侧铣刀轴轨迹规划[J]. 中国机械工程, 2018, 29(23): 2815—2820.
- LIU Hong-jun, WEI Yu-xiang. Tool axis trajectory plannings for flank milling based on AFS-PSO hybrid algorithm [J]. China Mechanical Engineering, 2018, 29(23): 2815—2820.

责任编辑: 李翠薇